



TITLE:

変位のなめらかさを考慮した臓器 形状マッチング手法の提案

AUTHOR(S):

前川, 日南子; 中尾, 恵; 松田, 哲也

CITATION:

前川, 日南子 ...[et al]. 変位のなめらかさを考慮した臓器形状マッチング
手法の提案. 第63回システム制御情報学会 研究発表講演会論文集 2019:
100-105

ISSUE DATE:

2019-05

URL:

<http://hdl.handle.net/2433/242218>

RIGHT:

発行元の許可を得て掲載しています。

変位のなめらかさを考慮した臓器形状マッチング手法の提案 A Shape Matching Method of Organs Considering Smoothness of Displacement

京都大学 ○ 前川 日南子, 中尾 恵, 松田 哲也
Hinako Maekawa, Megumi Nakao, Tetsuya Matsuda
Kyoto University

Abstract In shape matching of organs with large deformation, to obtain correct correspondence is a problem. To address this issue, model-based shape matching is recently explored, however, stable update of model vertices is needed to match distant structures. This study proposes a shape matching method of organs considering smoothness of displacement. A concept of differential displacement field is introduced for improving Laplacian-based shape matching techniques. Experimental results showed that the proposed methods reduced the error of point-to-point correspondence.

1 はじめに

近年、医療の現場において CT (Computed Tomography) 画像や MRI (Magnetic Resonance Imaging) 画像などの高解像度の 3 次元画像が診断や手術計画に利用されている。これまでに、医用画像において臓器の対応関係を求める目的で様々な位置合わせ技術が研究されてきた。正しい位置合わせが可能になると、臓器領域の自動認識や、外科手術や放射線治療の支援などの様々な研究に応用できると期待される [1]。臓器変形に対して位置合わせを行った研究の例として、肝臓や肺を対象として術前 CT と術中 CT の位置合わせを行った研究 [2][3] や、呼吸に伴う臓器変形を対象とした 4D-CT の位置合わせ [4] が試みられている。また、小林らは動物摘出肺を対象に脱気変形の 3 次元解析を目的とした研究を行っている [5]。

臓器形状の位置合わせには画像の画素値に基づいて位置合わせを行う画像位置合わせ [6][7] と、形状モデルを用いて位置合わせを行う形状マッチング [8][9] が知られている。多くの研究は前者をベースに行われており、連続領域である画像空間を歪ませることによって位置合わせを行う。大変形に対応した LDDMM (Large Deformation Diffeomorphic Metric Mapping [7]) も報告されているが、曲率の変化が大きな箇所において正しい形状を表現することが難しい点が指摘されている [6]。それに対し、後者は頂点群やメッシュを用いて位置合わせを行う。形状を頂点単位で変形することができるため、曲率の変化が大きな箇所においても形状を正しく表現できるという利点がある。一方で、メッシュでは形状が三角形や四面体群で構成され、位相構造を持つため、表面形状や位相構造の制御を必要とする。独立に頂点を更新すると、形状が

崩れたり、頂点密度が変化する問題が生じる。特に、変形が大きい場合には誤った対応を得やすい [5][8]。そこで、橋口らは臓器領域の LDDMM を使い、また局所解とならないようグラフフーリエ変換を用いて図形の大局的特徴を表現することにより、図形間の対応付けを行っている [9]。LDDMM では移動量をできるだけ小さくすることにより滑らかな 1 対 1 写像を求める。本研究においては気胸肺のような変形が大きな形状間のマッチングを想定しているが、気胸肺の場合、変形前と後において形状の特徴も大きく異なる。そのため、事前に対応する大局的特徴を抽出することが難しい場合にも利用可能な手法について検討を行った。

本研究では変位のなめらかさを考慮した形状マッチング手法を提案し、大変形に伴う臓器における形状マッチングを行うことを目的とする。離散ラプラシアンに基づく形状マッチング [5] における頂点の更新方法を改善することにより、できるだけ局所領域の対応を維持した位置合わせを可能とする。微分変位場の概念を導入し、初期頂点位置からの変位を平滑化することによるなめらかな変位の実現を目指した。人工データを用いたマッチング誤差の評価を行い、有効性を確認した。

2 微分変位場に基づく形状マッチング方法

2.1 問題設定

ここで、本研究が目指す形状マッチングとして、以下の 2 点を定める。1 点目は、局所形状特徴ができるだけ対応すること、2 点目は変位の空間分布ができるだけなめらかであることである。まず、1 点目については、従来手法 [5] において提案されている離散ラプラシアンに

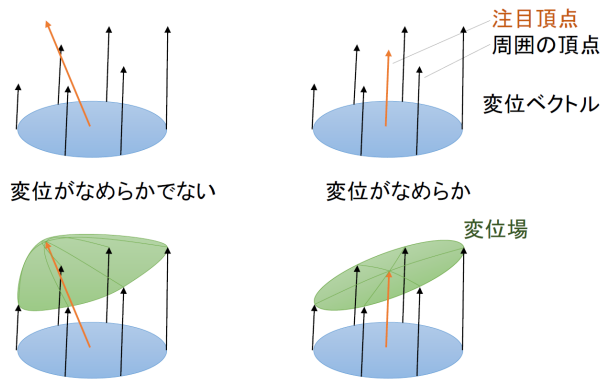


図 1: 変位がなめらかではない場合と変位がなめらかである場合

基づく形状保持と形状類似度を用いた対応表面の探索によって達成を目指している。それに加え、本研究では2点目の変位の空間分布ができるだけなめらかであるような形状マッチングの実現を目指す。従来手法では頂点単位で形状類似度を算出しており、周辺頂点の変位との関係性は考慮されていない。そのため、頂点密度が変化したり、複数の頂点が同一の頂点と対応付けられたりしてしまうことを防ぐことができない。本研究においては、周辺頂点の変位を考慮した手法に改善することにより、局所領域の対応が取れた形状マッチングを目指す。

ここで、本研究において着目する変位のなめらかさとは、注目頂点の変位と周辺頂点の変位との差が小さい状態を指すものとする。変位がなめらかではないときと変位がなめらかであるときの違いを図1に示す。中心の橙色のベクトルが注目頂点の変位、周りの黒色のベクトルが周囲の頂点の変位を表している。変位がなめらかとは、注目頂点の変位は周囲の頂点の変位に類似した向きと大きさを持っている右側の図のような場合のことである。変位がなめらかな場合、変位ベクトルによって作られる面（緑色の面）は平らであるのに対し、変位がなめらかではない場合には凹凸が見られる。

次に、各頂点の変位ベクトルの空間分布を変位場と定義する。図1における緑色の面を全頂点に拡大したものであり、図2は変位場の例を示している。変位がなめらかな場合は変位場の勾配変化が少なく曲率は小さい。これに対して変位がなめらかではない場合、変位場には凹凸が存在し、変位場の曲率は大きい。よって、変位場の曲率ができるだけ小さくなるように頂点が更新されれば、変位がなめらかな対応を得ることができると考えられる。本研究では、変位場全体の曲率ができるだけ小さくなるような形状マッチングを目指す。

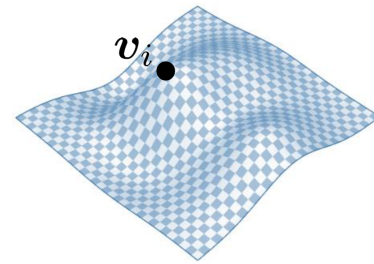


図 2: 変位場

2.2 微分変位場に基づく大変形の形状マッチング

本節では最初に、形状マッチングにおいて利用される幾何学的指標である離散ラプラシアンについて説明する。これは閉曲面上の各点における平均曲率法線を近似的に表現したものであり、式(1)により表される。

$$L(v_i) = \sum_{j \in N(v_i)} w_{ij}(v_i - v_j) \quad (1)$$

v_j は v_i に隣接する頂点の座標、 $N(v_i)$ は頂点 v_i に隣接する頂点数、 w_{ij} は重みである。また、平均曲率法線とは、曲面上のある点の接平面の法線方向に平均曲率を大きさとしてもつベクトルである。

ここで、図2に示す変位場において、 v_i を注目頂点とし、注目頂点の変位がなめらかではないとする。変位場全体の曲率を小さくする直接的な方法として、変位場の平滑化がある。ただし、変位場は最初から得られているわけではなく、形状マッチングにおいて各頂点位置が更新される過程において逐次変化し、形状マッチングの完了時点において確定される。本研究では、頂点更新の完了時点において平滑化された変位場を得ることを目的に、微分変位場を考える。微分変位場の勾配を0に近づけることができれば、平滑化された変位場を得ることができると考えられる。

ここで、変位場を構成する各頂点の変位に対して離散ラプラシアンを求めたものを頂点変位の離散ラプラシアンと定義する。頂点 v_i の変位を u_i とすると、頂点変位の離散ラプラシアンは $L(u_i)$ と表記し、式(2)により表される。

$$L(u_i) = \sum_{j \in N(v_i)} \delta_{ij}(u_i - u_j) \quad (2)$$

δ_{ij} は重みである。 $L(u_i)$ は、注目頂点の変位ベクトルが隣接頂点と異なる方向、大きさを持っているときに大きくなる。各頂点の $L(u_i)$ を小さくすると、頂点間の変

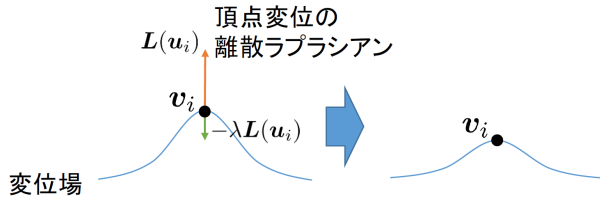


図 3: 変位場をなめらかにする方法

位の差を小さくすることができる。そこで、変位ベクトルを修正しながら形状マッチングを行うことにより、なめらかな変位を達成することが可能と考えられる。図3のように、 $L(u_i)$ は変位場の法線方向に平均曲率を大きさとしてもつベクトルである。そこで、 $L(u_i)$ と逆方向に頂点を移動させることにより、微分変位場の勾配を0に近づけた形状マッチングが実現できる。

2.3 提案アルゴリズム

2.3.1 離散ラプラシアン形状修正アルゴリズム

まず、本研究で用いる形状マッチングの手法である離散ラプラシアン形状修正のアルゴリズムを説明する。離散ラプラシアン形状修正アルゴリズムは以下のSTEPで実行する。ここで、ソース形状からターゲット形状へ形状マッチングを行うとする。以下、ソース形状をソース、ターゲット形状をターゲットと記述する。

STEP 1 ソース・ターゲット全ての頂点について、法線ベクトル n_i 、離散ラプラシアン $L(v_i)$ を算出。

STEP 2 頂点単位でソース・ターゲット間の形状類似度 Q を算出。

STEP 3 形状類似度 Q に基づいて形状更新のための位置制約点 p_i を決定。

STEP 4 目的関数 E を最小化する v'_i を算出。

STEP 5 STEP 1 に戻る。

まずSTEP 1において、形状の特徴である法線ベクトルと離散ラプラシアンを算出する。離散ラプラシアンは式(1)により表され、これを形状を表す指標として用いる。

次にSTEP 2において、ソース・ターゲット間の形状類似度を算出する。形状類似度 Q は、頂点対に対して近さと頂点法線の角度差の小ささを数値化した指標であり、形状類似度 Q によって対応していると考えられる位置を探索し、STEP 3において位置制約点を求める際に

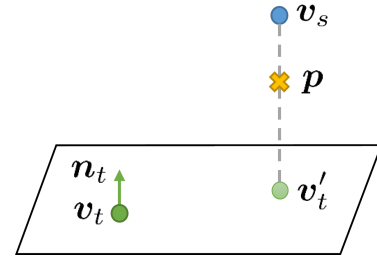


図 4: 位置制約点

用いる。ソースの頂点 v_s からターゲットのすべての頂点 v_t に対して形状類似度 Q を式(3)によって算出する。

$$Q = |v_s - v_t| + w(1 - n_s \cdot n_t) \quad (3)$$

v_s はソースの頂点、 n_s はソースの頂点法線、 v_t はターゲットの頂点、 n_t はターゲットの頂点法線、 w は重みである。形状類似度 Q は近さと頂点法線の角度差の小ささにより表現されている。よって、形状類似度 Q が小さいほど類似度が高いと考えられるため、そのような観点からSTEP 3において位置制約点を算出する。

次にSTEP 3において、STEP 2で求めた形状類似度 Q に基づいて、位置制約点 p_i を求める。位置制約点 p は式(4)によって表され、また、求め方の簡略図を図4に示す。

$$p = v_s + \frac{l}{m}(v'_t - v_s) \quad (4)$$

l はソースの形状モデルを構成する全ての辺の長さの平均値、 m は定数である。また、 Q が最小となるターゲットの頂点 v_t 、法線ベクトル n_t により定義される接平面にソースの頂点 v_s を射影し、射影した点を v'_t とする。

また、形状類似度 Q の大きさによって位置制約、固定制約を決定する。形状類似度 Q の大きい頂点10%（類似度が低い点）は先ほど求めた位置制約点 p_i を用いて位置制約とし、 Q の小さい頂点2%（類似度が高い点）は位置制約点 p_i の代わりに現在の頂点座標 v_i を位置制約点として用いることにより、固定制約を与える。残りの頂点には位置制約は与えず、形状保持制約のみを与える。

最後にSTEP 4において、目的関数 E を最小化する v'_i を算出する。目的関数 E は式(5)により表される。

$$E = \sum_{i=1}^n \|L(v'_i) - L(v_i)\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \|p_i - v'_i\|^2 \quad (5)$$

v_i は現在の形状の i 番目の頂点座標、 α_i は重み、 p_i は i 番目の頂点の位置制約点の座標である。第一項が形状保持制約、第二項が位置制約となる。

STEP 5 の更新回数は最大 3000 回とし、一定回数繰り返してもハウスドルフ距離 [5] が改善しなかった場合に収束とみなし、更新を停止するように設定した。ハウスドルフ距離は形状間の距離の指標であり、3 章において定義を説明する。

2.3.2 平滑化された変位場を達成する形状更新方法

2.2 節において記述した平滑された変位場を得る考え方を離散ラプラシアン形状修正アルゴリズムに導入する。STEP 3 において位置制約点 \mathbf{p} を求める際に、頂点 \mathbf{v}_s を $L(\mathbf{u}_s)$ の逆方向に移動させた頂点 \mathbf{v}_l を頂点 \mathbf{v}_s の代わりに用いて位置制約点を求める。 \mathbf{v}_l は式 (6) によって求める。

$$\mathbf{v}_l = \mathbf{v}_s - \lambda L(\mathbf{u}_s) \quad (6)$$

ここで、 λ は変位場の平滑化パラメータである。 λ が大きいほど変位をなめらかにする作用は大きくなるが、頂点更新時の変位量が大きい場合に発散してしまう可能性がある。本研究では、複数データに提案アルゴリズムを適用した試行結果に基づき、安定性の観点から $\lambda = 1$ を採用することとした。

ソースを変形させることによってターゲットを表現する際に、提案手法では頂点更新に頂点変位の離散ラプラシアンに基づく制約を設けることによって平滑化された変位を達成するが、頂点の移動に制約を与えることは変形の自由度に制限を加えることにも繋がる。大域的に平滑化された変位場を得つつ、局所的に精緻に形状を表現するために、形状更新アルゴリズムに状態遷移を導入し、 λ を変更することによって状態遷移を達成する。具体的には、最初に $\lambda = 1$ を用いて、なめらかな変位を維持しながら概形のマッチングを行い、その後、 $\lambda = 0$ として局所形状のマッチングを行う。状態遷移の条件については、数通りの条件を試して評価値が最も良くなるものを採用した。

3 評価実験

3.1 人工データの作成

頂点単位で提案手法による形状マッチングの誤差を評価するために、変位の真値が既知であるデータを作成した。気胸肺データに提案手法を適用することを想定し、作成したデータは肺の含気時と脱気時のサイズを想定している。MeshLab[10] を用いて脱気時の肺形状に近い大きさの球形状を想定したサーフェスメッシュを作成後、含気時の肺形状に近くなるよう球形状を線形有限要素法

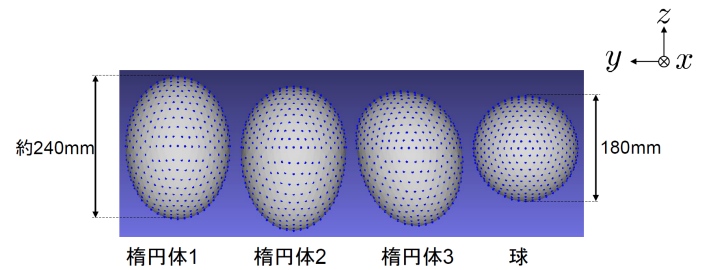


図 5: 人工データ 1

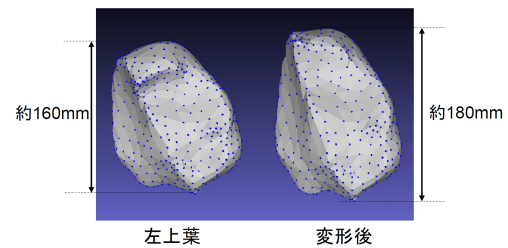


図 6: 人工データ 2

に基づいて 3 通りに変形させた。作成した形状は以下の通りである。それぞれの外観を図 5 に示す。

- 球：直径 180mm（頂点数 642，三角形要素数 1280）
- 橢円体 1：球の $z > 0$ の領域に $+z$ 方向の、 $z < 0$ の領域に $-z$ 方向の大きさが等しい対称な外力を加え、 z 軸方向が 240mm となるように変形
- 橢円体 2：球の $z > 0$ の領域に $+z$ 方向の、 $z < 0$ の領域に $-z$ 方向の大きさが 1 : 3 の非対称な外力を加え、 z 軸方向が 240mm となるように変形
- 橢円体 3：球の $z > 0$ の領域に $+z$ 方向の、 $z < 0$ の領域に $-z$ 方向の大きさが 1 : 5 の非対称な外力を加え、また球の $z > 0$ の領域に $+y$ 方向の、 $z < 0$ の領域に $-y$ 方向の大きさが等しい対称な外力を加え、 z 軸方向が 230mm， y 軸方向が 185mm となるように変形

含気時の肺の形状から脱気時の肺の形状への形状マッチングを想定し、ソースとして橢円体 1, 2, 3，ターゲットとして球を用いた。

また、気胸肺データを用いて以下のデータを作成した。外観を図 6 に示す。

- 左上葉： z 軸方向の長さ約 160mm（頂点数 502，三角形要素数 1000）

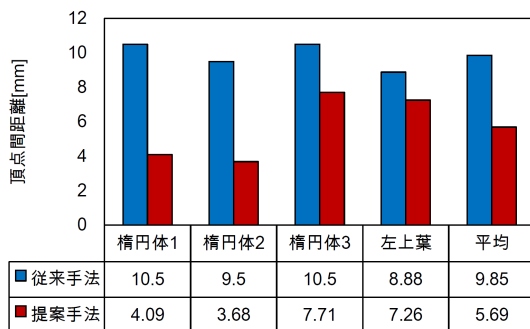


図 7: 頂点間距離の結果

- 左上葉の $z > 0$ の領域に $+z$ 方向の、 $z < 0$ の領域に $-z$ 方向の大きさが等しい対称な外力を加え、 z 軸方向が約 180mm となるように変形

ソースとして引き伸ばした形状、ターゲットとして元の形状を用いる。

4 形状マッチング誤差の検証

まず、変位の真値が既知であるデータを用いて提案手法の検証を行う。人工データである橢円体 1, 2, 3 から球への形状マッチングと、左上葉を引き伸ばした形状から元の形状への形状マッチングにより、従来方法との比較実験を行った。本実験では頂点間距離によって評価を行う。また、ハウスドルフ距離と頂点変位の離散ラプラシアンについても比較を行う。

以降の実験では、従来手法 [5] を参考にし、離散ラプラシアン形状修正において、 $w = |v_s - v_t|$, $\alpha = 3$, $m = 200$ とした。また、各頂点において算出された形状類似度 Q に基づいて、ソースの全頂点の上位 10% の頂点に位置制約、下位 2% の頂点に固定制約を与えた。

人工データによる形状マッチングの結果を図 7, 8, 9 に示す。頂点間距離、頂点変位の離散ラプラシアンに関しては、4 形状とも提案手法のほうが値が小さくなった。頂点間距離に関しては、従来手法では平均誤差が 9.85mm であったが、提案手法では 5.69mm に改善された。頂点変位の離散ラプラシアンについても、平均値は 1.14mm から 0.52mm に改善された。ハウスドルフ距離に関しては、左上葉の形状のみ提案手法のほうが悪化したものの、ほとんど差はなかった。頂点間距離をカラーマップとして表示したものを図 10 に示す。提案手法は従来手法と比べ頂点間距離に改善が認められるが、橢円体 3 と左上葉には提案手法においても誤差 10mm 以上の領域が残っている。

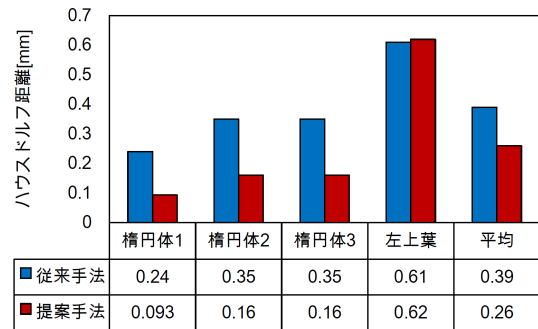


図 8: ハウスドルフ距離の結果

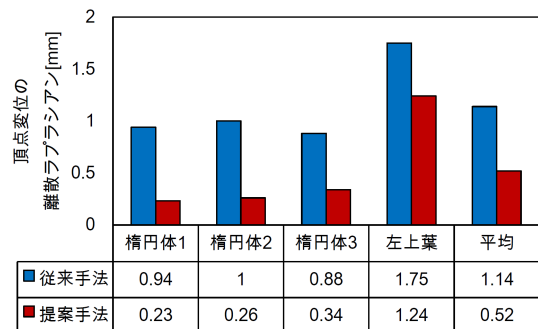


図 9: 頂点変位の離散ラプラシアンの結果

4.1 考察

まず頂点間距離に関して考察する。いずれの形状に関しても頂点間距離は改善しており、従来手法に比べて頂点単位で正しい形状マッチングができていると考えられる。提案手法のカラーマップでは、橢円体 1 と橢円体 2 に関しては誤差が概ね 0mm から 5mm に収まっており、全体的に正しく形状マッチングができている。これらは単純に 1 方向にのみ引き伸ばしているため、変位をなめらかにすることによって正しく形状マッチングを行うことができたと考えられる。橢円体 3, 左上葉に関しては、図 10 において誤差 10mm 以上の領域が多く残っている部分があった。橢円体 3 の赤色の領域はななめに引き伸ばしている部分である。誤差の原因として密度分布の変化もしくは姿勢の違いなどが考えられるため、追加の実験により誤差の原因を調べる必要がある。また、頂点変位の離散ラプラシアンは小さくなっていることから、なめらかな変位は達成されている。よって、変位をなめらかにするだけでは密度分布が大きく異なる場合には正しく形状マッチングが行えないと考えられる。

ハウスドルフ距離に関しては、橢円体では従来手法よりも提案手法のほうが小さくなっているのに対し、左上葉では提案手法のほうが大きくなった。球は頂点の偏り

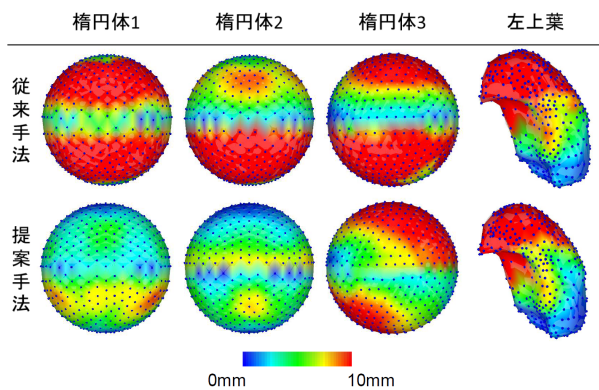


図 10: 人工データによる形状マッチングの結果 (カラーマップ)

がないほど形状を正しく表現できるため、頂点間距離が改善した提案手法のほうがハウスドルフ距離も改善したと考えられる。それに対し、左上葉では曲率が大きな部分が存在する。曲率が大きな部分を表現するためには一定数以上の頂点数が必要であり、提案手法では変位をなめらかにしたことによって曲率が大きな部分の頂点数が減少し、ハウスドルフ距離が悪化したと考えられる。

5 結論

本研究では、変位のなめらかさを考慮した形状マッチング手法を提案し、大変形を伴う臓器における形状マッチングを行うことを目指した。従来の離散ラプラシアン形状修正アルゴリズムにおいて、微分変位場を用いて変位をなめらかにしながら位置制約点を求めるように修正した。変位の真値が既知である人工データによる形状マッチングの結果、従来手法では平均誤差が9.85mmであった頂点間距離が提案手法では5.69mmに改善されることを確認した。また、頂点変位の離散ラプラシアンについても、平均1.14mmから0.52mmに改善され、なめらかな変位が達成されることを確認した。

今後の課題として、複雑な変形に対する誤差の原因を明らかにし、そのような形状に対しても正しく形状マッチングができる方法を考える必要がある。

参考文献

[1] M. Nakao, K. Minato, "Physics-based Interactive Volume Manipulation for Sharing Surgical Process", IEEE Trans. on Info. Tech. in Biomed., Vol. 14, No. 3, pp. 809-816, 2010.

[2] G. Gunay, L. M. Ha, T. V. Walsum, S. Klein, "Semi-automated registration of pre- and intra-operative liver CT for image-guided interventions", SPIE Medical Imaging:97841N, 2016.

[3] P. Alvarez, M. Chabanas, S. Rouze, M. Castro, Y. Payan, J. L. Dillenseger, "Lung deformation between preoperative CT and intraoperative CBCT for thoracoscopic surgery: a case study", SPIE Medical Imaging:105761D, 2018.

[4] 岩井 泰児, 中尾 恵, 中村 光宏, 松田 哲也, "動体追尾放射線治療のための複数周辺臓器の多次元特徴量に基づく膀胱変位推定法", 電子情報通信学会技術報告 (MI), Vol. 118, No. 286, pp. 7-12, 2018.

[5] 小林 晃太郎, 中尾 恵, 徳野 純子, 陳 豊史, 松田 哲也, "動物摘出肺を対象とした脱気変形解析の試み", 生体医工学, Annual 56, pp. 40-41, 2018.

[6] C. Jud, R. Sandkuhler, N. Mori, P. C. Cattin, "Directional Averages for Motion Segmentation in Discontinuity Preserving Image Registration", Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI), pp. 249-256, 2017.

[7] F. Beg, M. I. Miller, A. Troune, L. Younes, "Computing Large Deformation Metric Mappings via Geodesic Flows of Diffeomorphisms", International Journal of Computer Vision, Vol. 61, Issue 2, 2005.

[8] J. Kim, M. D. C. Valdes-Hernandez, N. Royle, J. Park, "Hippocampal Shape Modeling Based on a Progressive Template Surface Deformation and its Verification", IEEE Trans. on Med. Imaging, Vol. 34, No. 6, pp. 1232-1261, 2015.

[9] 橋口 拓也, 物部 峻太郎, 本谷 秀堅, 横田 達也, "3次元臓器形状の大変形同相写像と非線形多様体上の統計形状モデル", 電子情報通信学会技術報告 (MI), Vol. 118, No. 36, pp. 29-34, 2018.

[10] P. Cignoni, M. Callieri, M. Corsini, M. Dellepiane, F. Ganovelli, and G. Ranzuglia, "MeshLab: an Open-Source Mesh Processing Tool", Sixth Eurographics Italian Chapter Conference, pp. 129-136, 2008.